

基于无人机红外图像的目标车辆检测算法

周 贤^{1,2}, 余良俊^{2,3}, 江浩洋⁴, 陈淑琴^{2,3}

(1. 湖北师范大学 物理与电子科学学院, 湖北 黄石 435002; 2. 湖北第二师范学院 计算机学院;
3. 基础教育数字化湖北省协同创新中心; 4. 武汉玉航科技有限公司, 湖北 武汉 430205)

摘 要: 针对无人机红外图像中车辆检测精度受限的问题, 提出一种改进的YOLOv8n算法YOLOv8n-LMS。在YOLOv8n主干网络中, 引入局部区域自注意力机制LRSA模块, 在此基础上构建C2f-LRSA模块, 有效提升了局部特征提取能力。同时, 进一步设计多尺度增强上采样模块(MEUM), 融合多尺度边缘信息与主分支特征, 增强输出特征图的表达能力。最后, 引入P2小目标检测层, 利用其浅层高分辨率特征图, 显著提高了小目标检测精度。采用公开的红外无人机vehicle检测数据集进行实验验证, 结果表明, YOLOv8n-LMS算法在无人机红外目标车辆检测任务中表现出显著的性能优势。其mAP@0.5指标达到92.4%, 相比YOLOv8n算法提升了0.6%; mAP@0.5:0.95指标达到58.5%, 相比YOLOv8n算法提升了1.6%。该结果充分证明了改进算法在目标车辆检测任务中具有更高的检测精度和更强的泛化能力, 能够有效应对无人机红外图像中的小目标检测挑战。

关键词: YOLOv8n; 注意力机制; 小目标检测; 车辆检测; 红外图像; 无人机

DOI: 10.11907/rjtk.251427

扫描二维码阅读全文:



中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)009-0171-08

Target Vehicle Detection Algorithm Based on UAV Infrared Imagery

ZHOU Xian^{1,2}, YU Liangjun^{2,3}, JIANG Haoyang⁴, CHEN Shuqin^{2,3}

(1. School of Physics and Electronic Science, Hubei Normal University, Huangshi 435002, China;

2. School of Computer Science, Hubei University of Education;

3. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for Digitalization of Basic Education;

4. Wuhan Yuhang Technology Co., Ltd., Wuhan 430205, China)

Abstract: To address the limited detection accuracy of vehicles in UAV-based infrared imagery, this paper proposes an improved YOLOv8n algorithm, referred to as YOLOv8n-LMS (YOLOv8n with Local-aware Attention, Multi-scale Feature Fusion, and Small Target Optimization). First, a Local Region Self-Attention (LRSA) mechanism is introduced into the backbone network of YOLOv8n, leading to the construction of the C2f-LRSA module, which enhances local feature extraction capabilities. On this basis, a Multi-scale Edge-enhanced Upsampling Module (MEUM) is designed to effectively fuse multi-scale edge information with main-branch features, thereby enriching the semantic representation of the output feature maps. Additionally, a P2 detection layer is incorporated to exploit high-resolution shallow features, significantly improving the detection accuracy for small objects. Experiments are conducted on a publicly available UAV infrared vehicle detection dataset. The results demonstrate that the proposed YOLOv8n-LMS achieves notable performance improvements over the baseline YOLOv8n. Specifically, it attains an mAP@0.5 of 92.4%, representing a 0.6 percentage point increase, and an mAP@0.5:0.95 of 58.5%, showing a 1.6 percentage point improvement. These results clearly validate the effectiveness of the proposed method in enhancing detection precision and generalization ability, particularly in challenging scenarios involving small targets in UAV infrared imagery.

Key Words: YOLOv8n; attention mechanism; small object detection; vehicle detection; infrared image; UAV

收稿日期: 2025-07-29

基金项目: 湖北省自然科学基金项目(2023AFB206); 湖北本科高校省级教学改革研究项目(2024488)

作者简介: 周贤(1996-), 男, 湖北师范大学物理与电子科学学院、湖北第二师范学院计算机学院硕士研究生, 研究方向为机器学习、目标检测; 余良俊(1984-), 女, 博士, 湖北第二师范学院计算机学院教授、硕士生导师, 研究方向为机器学习、人工智能; 江浩洋(1979-), 男, 硕士, 武汉玉航科技有限公司技术总监, 研究方向为多谱信息融合与智能系统; 陈淑琴(1993-), 女, 博士, 湖北第二师范学院计算机学院讲师, 研究方向为计算机视觉、人工智能。本文通讯作者: 余良俊。

0 引言

随着无人机技术的快速发展,其在目标检测^[1]、城市交通监控^[2]和军事侦察^[3]等领域展现出广阔的应用前景。红外成像系统的引入,可使无人机在夜间或恶劣天气下,通过捕捉目标热辐射实现全天候探测与识别,从而进一步提升了其应用能力。然而,无人机红外图像目标检测仍面临诸多挑战:一方面,红外图像分辨率较低,目标多为小尺寸,特征信息有限,难以准确识别;另一方面,复杂背景与目标的热辐射特征相近,易引发误检与漏检。此外,成像干扰因素也会降低图像质量,增加检测难度。因此,提升无人机红外图像的检测精度已成为当前研究的热点。

传统的红外弱小目标检测算法通常通过分析目标与周围背景的特性,运用滤波器对红外图像进行处理。典型的基于空间滤波方法的多尺度块对比度测度(Multiscale Patch-Based Contrast Measure, MPCM)算法,能够在不同尺度和方向上有效检测红外小目标。然而,该类方法在复杂场景下鲁棒性不足。近年来,深度学习的发展推动了无人机目标检测精度的大幅提升。以 SSD(Single Shot MultiBox Detector)^[4]和 YOLO(You Only Look Once)^[5-6]为代表的一阶段检测算法,通过将目标检测任务转化为回归问题,有效提升了检测精度与实时性。尽管上述方法已在无人机红外图像检测中取得了显著进展,但在小目标检测与特征提取方面仍存在挑战,例如目标尺寸小、特征表达弱以及易受背景干扰等问题^[7]。因此,本文提出一种基于改进 YOLOv8n 的算法 YOLOv8n-LMS(YOLOv8n with Local-aware Attention, Multi-scale Feature Fusion, and Small Target Optimization),以进一步提升红外图像的检测精度。具体工作如下:

(1)在 YOLOv8n 的主干网络中引入 LRSA(Local Region Self-Attention),构建了 C2f-LRSA(C2f with Local Region Self-Attention)特征提取模块^[8]。该模块采用高效的局部自注意力机制,适用于低光图像增强、目标检测以及轻量级计算机视觉任务,能在保证模型轻量化的同时,提升局部特征表达能力,提高视觉任务的完成质量。

(2)引入 MEUM(Multi-scale Edge-enhanced Upsampling Module)模块,通过上采样提高当前阶段的特征图分辨率,以解决上采样后特征图中细节特征边缘缺失的问题,提高模型捕捉物体边界的能力。

(3)使用 P2 小目标检测层,其特征图的分辨率较高,能捕捉到小目标的局部特征^[9]。适用于需要高精度小目标检测的场景,如无人机航拍图像、视频监控等,能够有效降低小目标的漏检率。

1 YOLOv8n 算法介绍

YOLOv8 系列模型包括多个不同规模的版本,如 YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 和 YOLOv8x 等,可满足对模型不同精度与性能的需求^[10-12]。其中,YOLOv8n 是 YOLOv8 系列中最轻量化的版本,在保持较高检测效率的同时显著降低了计算开销,适用于对实时性要求较高、计算资源受限的应用场景。该模型在体积、速度与精度之间实现了良好的平衡。

YOLOv8n 的整体架构如图 1 所示。其由 3 个核心部分组成:主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和头部网络(Head)。Backbone 部分提取图像核心特征;Neck 部分用于整合不同层次的特征信息,提升模型对多尺度目标的检测能力;Head 部分用于得到最终的检测结果。

YOLOv8n 采用结构更高效的 C2f 模块取代了 YOLOv5 中广泛使用的 C3 结构,增强了模型的特征融合能力,有效提升了模型的训练效率和检测的鲁棒性。此外,YOLOv8n 在特征整合部分引入改进型路径聚合金字塔网络(Path Aggregation Feature Pyramid Network, PAFPN),通过上下行通道的信息交叉传递,使多层级特征图在空间和语义维度上实现更充分的融合,显著增强了对多尺度目标的辨别能力^[13]。在 Head 部分,YOLOv8n 引入了无锚机制(Anchor-Free),从而规避了预设锚框参数对模型适应性的限制,使模型具有更强的泛化性能^[14-15]。此外,在损失函数的构建上,YOLOv8n 也进行了细致优化。在边界框回归方面采用分布式焦点损失(Distribution Focal Loss, DFL),从而提升了边界框预测的准确性与空间定位能力^[16]。

2 YOLO-LMS 目标检测算法

尽管 YOLOv8n 在目标检测任务中具有优异表现,但在处理小目标检测问题和低质量图像时仍存在一定局限,易出现误检与漏检现象。因此,本文提出一种改进的 YOLOv8n 算法 YOLOv8n-LMS。算法网络结构如图 2 所示。YOLOv8n-LMS 的具体改进包括构造 C2f-LRSA 自注意力机制模块,增加 MEUM 模块与 P2 小目标检测头,显著提升了 YOLOv8n 算法检测的精确度和鲁棒性。

2.1 C2f-LRSA 模块

在无人机红外车辆检测任务中,复杂的场景条件对模型的检测性能提出了挑战。在红外图像中,目标车辆的热辐射特征可能因背景干扰、大气衰减或局部遮挡而变得模糊不清。此外,红外图像的低对比度特性使得车辆的关键特征(如车身边缘或车灯的热辐射区域)难以被模型有效捕捉。

本文算法引入轻量级的局部区域自注意力模块(LRSA),LRSA 模块是一种结合局部划分与自注意力机制的高

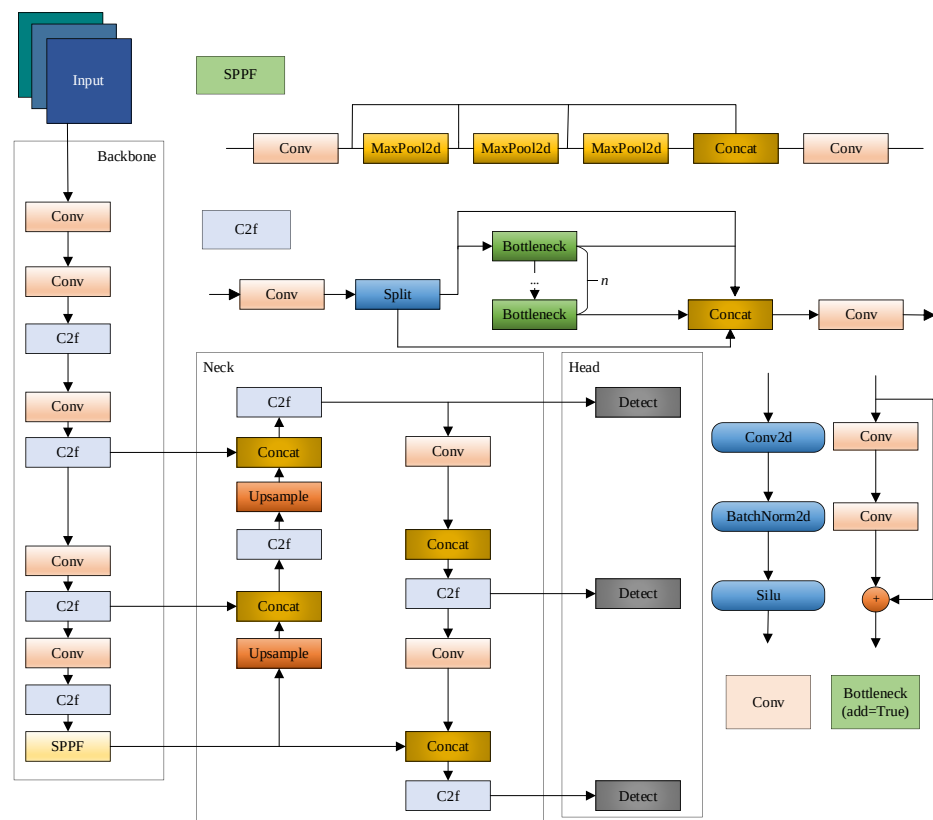


Fig. 1 YOLOv8n network architecture

图1 YOLOv8n网络结构

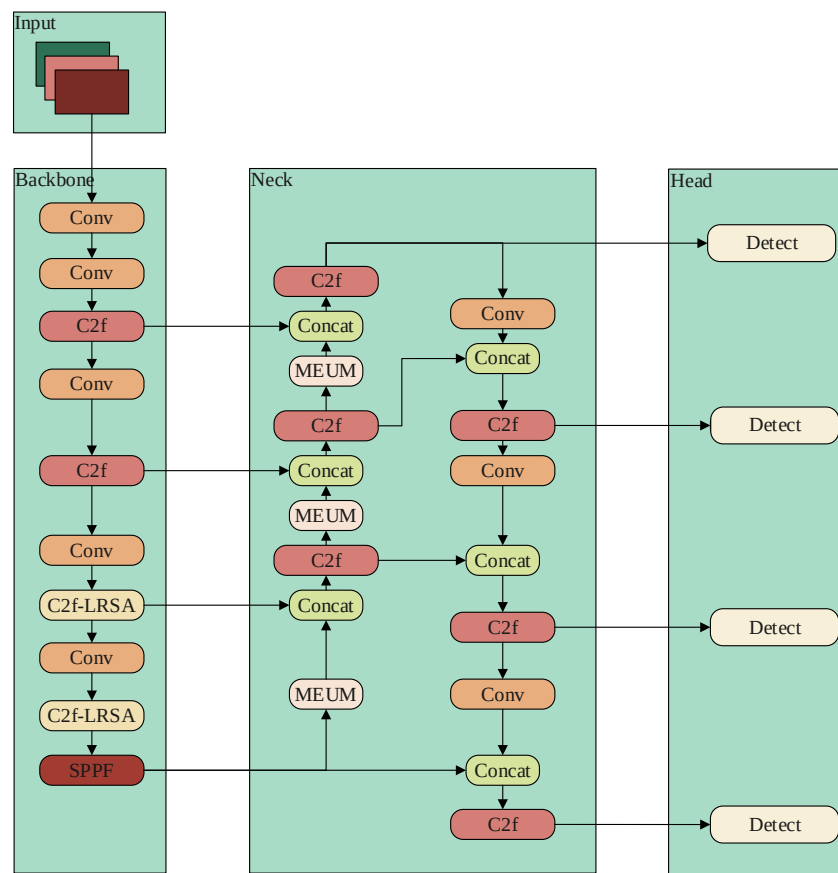


Fig. 2 Improved YOLOv8n network architecture

图2 改进的YOLOv8n网络结构

效特征建模方法,其核心思想是将输入特征图按照滑动窗口方式划分为多个重叠的局部区域(patch),在每个patch内独立执行多头自注意力操作,从而增强局部区域内像素之间的关系建模能力。相比传统的全局自注意力,LRSA大大降低了计算复杂度,并通过局部处理保持对细节信息的敏感性。模块首先将特征图裁剪为大小为 $ps \times ps$ 的patch,并通过线性变换生成查询(Q)、键(K)和值(V),计算每个patch内的注意力权重后,再对输出进行重构以还原完整的特征图。之后,加入带深度可分离卷积的前馈网络(ConvFFN)以进一步提取局部上下文信息。整个过程引

入了LayerNorm和残差连接机制,以确保训练的稳定性与较好的特征表达能力。通过该方式,LRSA能够在保持轻量化的同时显著提升模型对小目标或局部模式的感知能力。其网络结构如图3所示。

本文基于LRSA注意力机制构造了C2f-LRSA模块,C2f-LRSA网络结构如图4所示。C2f-LRSA模块在YOLOv8n的C2f模块基础上,将其中的Bottleneck单元替换为LRSA注意力机制,并保持原有的两次卷积结构,再加入LRSA模块,能够在高效提取局部特征的基础上,进一步增强特征的全局感知能力和上下文信息利用能力。

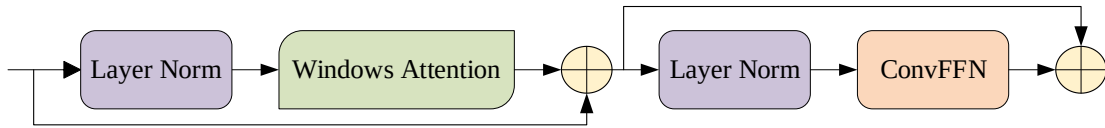


Fig. 3 LRSA network architecture

图3 LRSA网络结构

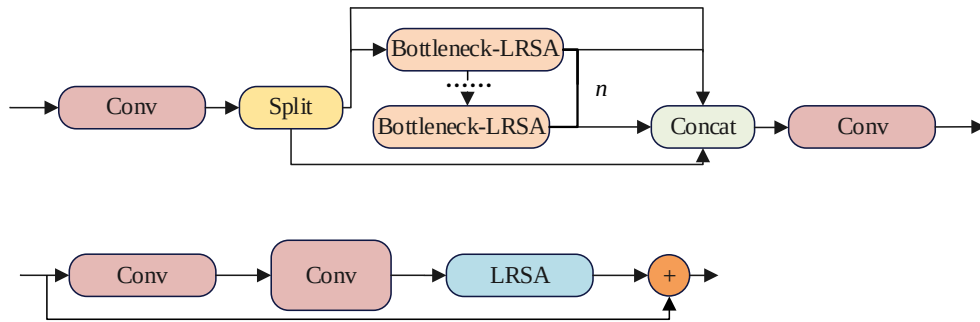


Fig. 4 C2f-LRSA network architecture

图4 C2f-LRSA网络结构

2.2 MEUM模块

MEUM模块是一种针对图像分割以及目标检测任务中上采样阶段的结构模块。首先对输入特征图 X_{in} 进行上采样,使其分辨率扩展为原来的两倍,之后通过一个 1×1 的卷积、通道归一化与Sigmoid激活函数组成的卷积层构建主干特征流,并将其作为初始特征。在主干之外,模块引入 N 条尺度路径,每条路径均采用连续的 3×3 平均池化操作,从而获得多尺度模糊特征。同时,引入一个自定义的边缘增强器进行边缘强化,通过残差方式提取特征图与其模糊版本之间的差异,并通过卷积层调整后加回原特征,显著提高了边界敏感度。最后将所有尺度分支的特征与主干分支拼接,经卷积层融合输出,形成增强后的特征图 X_{out} 。MEUM网络结构如图5所示。

2.3 P2小目标检测层

在原YOLOv8n网络结构中,如图6(a)所示,检测头分别由P3、P4、P5三层组成,对应不同的特征图。该设计在常规目标检测任务中表现良好,但由于小目标在特征图中所占像素较少,深层特征难以有效地表征其细节特征,容易造成漏检现象。针对上述问题,本文算法在YOLOv8n的

基础上引入浅层检测头P2,如图6(b)所示,构建了包含4个检测头的结构体系。P2检测头位于主干网络的浅层位置,作用于高分辨率特征图,能够保留更多空间细节与纹理信息。相较于深层特征图,P2所在的浅层特征图覆盖范围更小,更专注于局部信息,因此更适合捕捉小目标的边缘、轮廓等细粒度特征,实现更精准的定位与识别。P2层在保持高分辨率的同时,弥补了深层感知的不足。该模块采用轻量化设计,仅在浅层特征图上的分支构建检测头,并通过特征融合结构(如FPN或PAN)与上层保持信息交互,避免了冗余计算。P2检测头显著提升了小目标的召回率和检测精度,增强了模型在红外图像复杂场景下的检测性能。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据集

实验所使用的数据集为公开的红外无人机车辆检测数据集(<https://aistudio.baidu.com/datasetdetail/130122>),包含了无人机飞行俯视视角下采集的地面车辆红外图像。

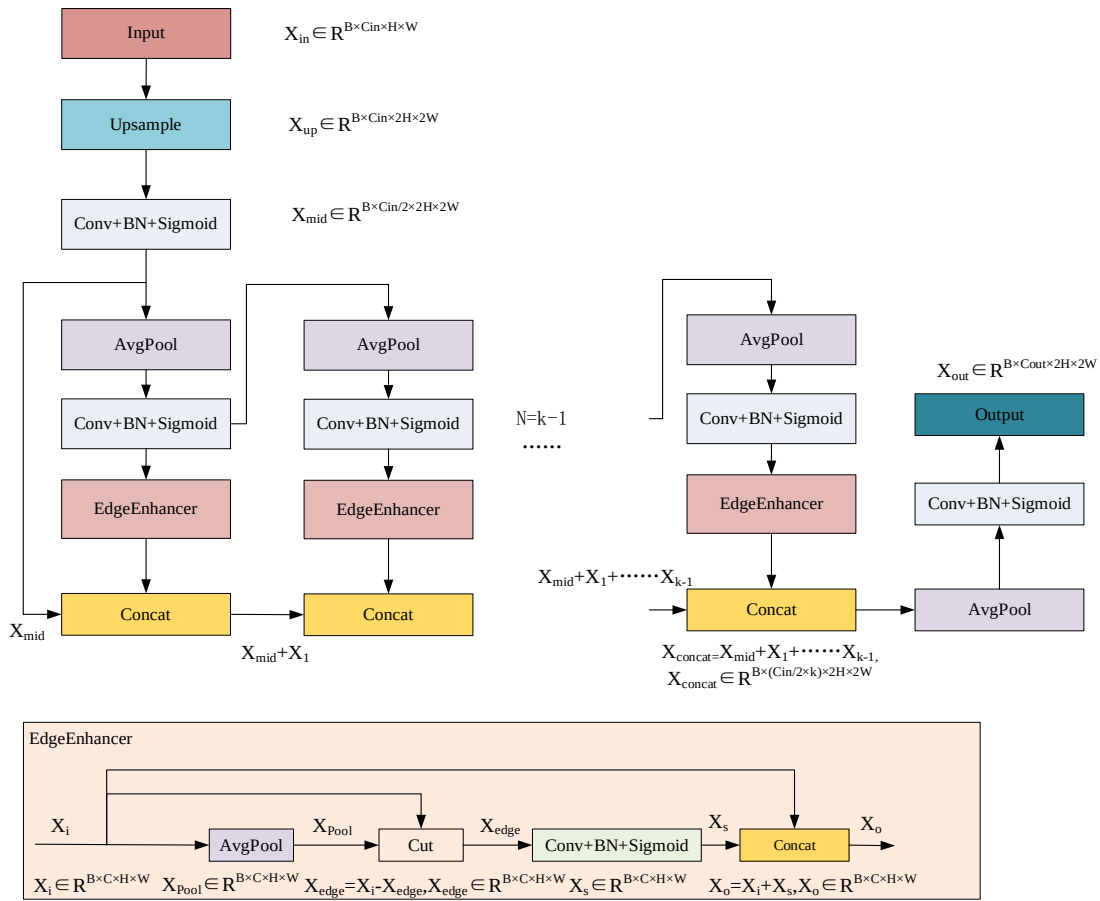


Fig. 5 MEUM network architecture

图 5 MEUM 网络结构

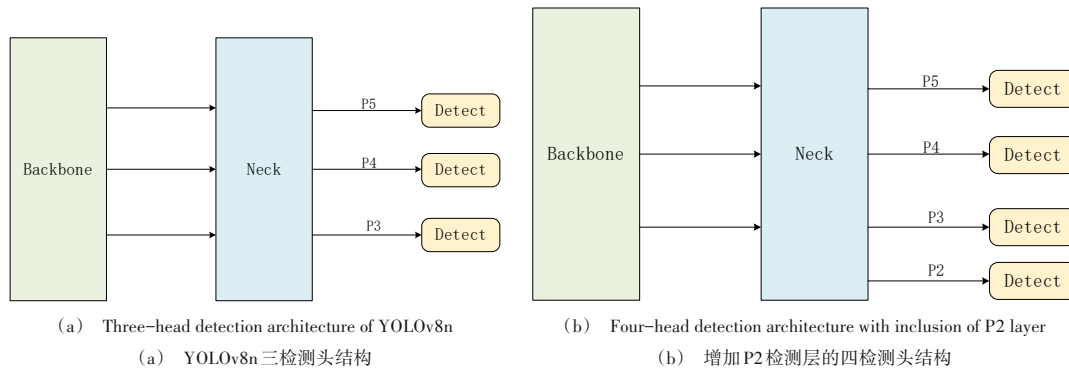


Fig. 6 P2 small object detection layer

图 6 P2 小目标检测层

该数据集涵盖了不同时间、地点的地面车辆情况,共包含 17 990 张图像。数据集按照 8:1:1 的比例划分为训练集 (14 392)、验证集 (1 799)、测试集 (1 799)。

3.2 实验环境及参数配置

实验采用 Window11 操作系统,CPU 为 13th Gen Intel (R) Core (TM) i5-13500HX,GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060,深度学习的实验环境为 Python3.10.0,CUDA11.8,Pytorch2.6.0。在模型训练过程中进行统一的训练配置:将输入图像的尺寸 (imgsz) 设置为 640 像素,批量 (batch) 大小为

8,训练总周期 (epochs) 为 200 轮。在优化器的选择上,采用随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 算法,初始学习率设置为 0.01。

3.3 实验评价指标

为了验证改进算法的性能,本文使用准确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 以及平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 等作为主要的评价指标。准确率和召回率的公式分别为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

TP (True Positive) 表示模型正确识别正样本的数量, FP (False Positive) 表示模型错误地将负样本识别为正样本的数量, FN (False Negative) 表示模型错误地将正样本识别为负样本的数量。mAP 用于衡量模型对所有类别的平均检测精度。mAP 计算公式如下:

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

式中, n 表示类别总数, $P(R)$ 表示在召回率 R 下的精确率。该积分计算了精确率—召回率 (PR) 曲线下的面积, 从而得到每个类别的平均精度 (AP)。mAP 则是所有类别 AP 的平均值, 反映了模型在所有类别上的整体检测性能。本文算法采用 $mAP_{0.5}$ 和 $mAP_{0.5:0.95}$ 作为评价指标来衡量模型性能。 $mAP_{0.5}$ 表示在 IoU 阈值为 0.5 时, 计算所有类别的平均精度均值 (mAP)。 $mAP_{0.5:0.95}$ 表示在 IoU 阈值从 0.5 到 0.95 (以步长为 0.05) 的 10 个不同阈值下, 计算每个阈值对应 mAP 的平均值。以上指标能够更全面地反映模型在不同 IoU 阈值下的鲁棒性和稳定性。

3.4 消融实验

为了验证各个改进模块对于算法性能的影响, 本文进行了一系列消融实验。实验采用逐步叠加的方式, 在 YOLOv8n 原始模型的基础上, 依次引入 LRSA 自注意力机制、增加 MEUM 模块, 以及采用 P2 小目标检测头, 以量化每个模块对检测性能的具体贡献。通过对比各过程算法的性能指标变化, 进一步证明了各改进模块在提升检测精度、增强特征表达能力及优化小目标识别方面的有效性。

消融实验结果如表 1 所示。其中, 过程算法 1 为 YOLOv8n+C2f-LRSA, 过程算法 2 为 YOLOv8n+C2f-LRSA+MEUM, YOLOv8n-LMS 为 YOLOv8n+C2f-LRSA+MEUM+P2。

Table 1 Ablation experiment results

表 1 消融实验结果

Model	C2f-LRSA	MEUM	P2	P/%	R/%	mAP _{0.5} / %	mAP _{0.5:0.95} / %
YOLOv8n				88.7	85.2	91.6	56.9
过程算法 1	√			89.7	85.9	91.9	58.1
过程算法 2	√	√		89.6	85.4	92.2	58.3
YOLOv8n-LMS	√	√	√	89.1	85.9	92.4	58.5

从表 1 的消融实验结果来看, 过程算法 1 将 C2f-LRSA 模块引入 YOLOv8n 架构中, 替代原有的 C2f 模块, 使 mAP_{0.5} 提升了 0.3%, mAP_{0.5:0.95} 提升了 1.2%。表明该模块增强了特征提取能力。在此基础上, 过程算法 2 引入 MEUM 模块, 使 mAP_{0.5} 提升了 0.6%, mAP_{0.5:0.95} 提升了 1.4%。通过多尺度特征增强和优化的上采样机制, 进一步提升了模型对目标的检测能力。最后, 在本文提出的 YOLOv8n-LMS 算法中引用 P2 小目标检测头, 使 mAP_{0.5} 提升

了 0.8%, mAP_{0.5:0.95} 提升了 1.6%, 显著提升了模型在小目标检测任务中的整体性能。

3.5 对比实验

为进一步验证本文提出的改进算法在红外图像车辆检测任务中的实际表现, 本文从测试集中随机选取 3 张红外图像, 分别采用原始 YOLOv8n 算法及本文算法 YOLOv8n-LMS 进行目标检测, 对比分析其检测效果。如图 7 所示, YOLOv8n 与 YOLOv8n-LMS 均能够完成红外图像中的车辆检测任务, 但 YOLOv8n 存在明显的漏检与误检问题。具体而言, 图中以黄色圆圈标记的区域表示模型出现的误检, 即将背景或非目标区域误识别为车辆; 蓝色圆圈标记的区域表示漏检, 即模型未能识别出图像中实际存在的目标车辆。这些问题在无人机红外图像中尤为突出, 导致模型的特征提取与目标判别能力不足。相比之下, YOLOv8n-LMS 算法在上述复杂场景下表现更稳定, 能够更准确地识别车辆目标, 显著减少了漏检与误检现象。

为进一步验证本文提出的改进算法 YOLOv8n-LMS 在车辆检测中的精度优势, 在公开的数据集上与当前先进的目标检测算法进行对比, 采用的对比算法有: YOLOv5n^[17]、YOLOv6n^[18]、YOLOv8n^[19]、YOLOv10n^[20]、YOLOv11n^[21]、YOLOv12n^[22], 以及非 YOLO 系列中具有代表性的 Transformer 架构算法 RTDETR-L^[23]。RTDETR-L 作为端到端目标检测的典型方法, 在兼顾精度的同时显著提升了推理效率。各算法在同一数据集上的实验对比结果如表 2 所示。

由表 2 的对比实验结果可以看出, 本文提出的 YOLOv8n-LMS 相较于其他算法在 mAP_{0.5} 和 mAP_{0.5:0.95} 两个主要指标上均有显著提升。具体而言, YOLOv8n-LMS 算法在 mAP_{0.5} 上达到了 92.4%, 相较于 YOLOv5n、YOLOv6n、YOLOv8n、YOLOv10n、YOLOv11n、YOLOv12n 与 RTDETR-L 分别提升了 1.0%、0.8%、0.8%、1.7%、0.9%、0.6% 和 4.5%; 在 mAP_{0.5:0.95} 上达到了 58.5%, 相较于 YOLOv5n、YOLOv6n、YOLOv8n、YOLOv10n、YOLOv11n、YOLOv12n 与 RTDETR-L 分别提升了 1.1%、1.1%、1.6%、2.7%、0.8%、1.2% 和 5.2%。这表明 YOLOv8n-LMS 算法在无人机红外车辆检测任务中具有更高的检测精度与更强的鲁棒性, 能够更有效地处理复杂场景下的小目标、光照变化和遮挡等问题。

4 结语

本文针对无人机红外图像中目标尺寸小、特征不明显及检测精度不足等问题, 提出一种改进型红外目标车辆检测算法 YOLOv8n-LMS。该算法基于 YOLOv8n 进行结构优化, 通过引入 C2f-LRSA 模块以增强局部特征提取能力, 设计 MEUM 模块提升多尺度边缘感知效果, 并增加 P2 小目标检测层以加强对浅层高分辨率特征的利用, 显著提升了

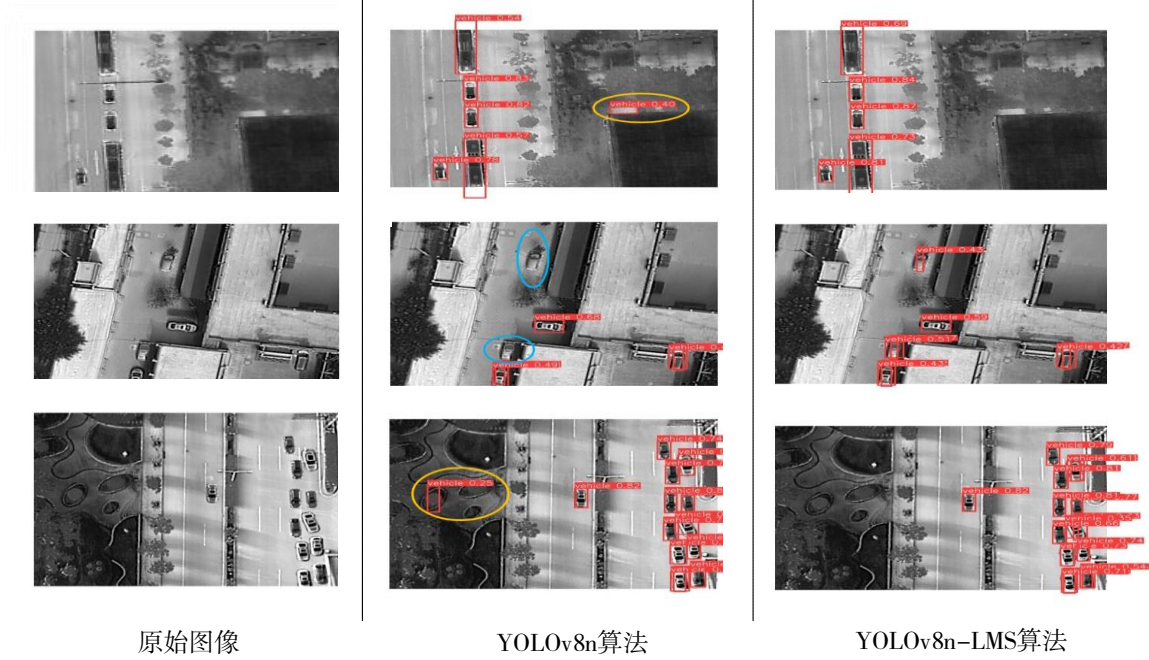


Fig. 7 Comparison of detection effects
图7 检测效果对比

Table 2 Comparative experiment results of algorithms
表2 算法实验对比结果 (%)

Model	P	R	mAP0.5	mAP0.5:0.95
YOLOv5n	89.9	84.1	91.4	57.4
YOLOv6n	87.4	84.8	91.6	57.4
YOLOv8n	88.7	85.2	91.6	56.9
YOLOv10n	89.0	82.6	90.7	55.8
YOLOv11n	88.9	83.7	91.5	57.7
YOLOv12n	90.0	84.1	91.8	57.3
RTDETR-L	84.5	81.6	87.9	53.3
YOLOv8n-LMS	89.1	85.9	92.4	58.5

对小目标的检测性能。算法在保持轻量化的同时,兼顾了检测精度和推理效率,适合部署于资源受限的无人机平台。后续研究将聚焦多模态信息融合、轻量化结构改进以及自适应特征增强机制,以进一步提升模型在极端环境下的鲁棒性与泛化能力。

参考文献:

[1] LI Y, QU Y, HU J S. Research on small target detection of infrared UAV based on YOLOv8 [J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(3): 106-111.
李燕,曲毅,胡健生. 基于YOLOv8的红外无人机小目标检测研究[J]. 空军工程大学学报,2025,26(3):106-111.

[2] HU C K, CHEN Y. UAV vehicle detection based on improved YOLO-X model and super-resolution enhancement[J]. Computer Applications and Software, 2025, 42(2): 165-170, 180.
胡淳凯,陈泳. 基于改进YOLO-X模型及超分辨率增强的航拍机动车检测方法[J]. 计算机应用与软件,2025,42(2):165-170,180.

[3] Interfax. Russian military in Armenia get drones for military reconnaissance [EB/OL]. https://www.interfax-russia.ru/military/news_eng/260405.

[4] WANG S, FEI S M. Research and improvement of SSD (Single Shot Multi-Box Detector) object detection algorithm[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(4): 103-105.
汪宋,费树岷. SSD(Single Shot MultiBox Detector)目标检测算法的研究与改进[J]. 工业控制计算机,2019,32(4):103-105.

[5] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[6] HUSSAIN M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection [J]. Machines, 2023, 11(7): 677.

[7] ZHANG M C, NIU C H, LIU L S, et al. Infrared small target detection algorithm for UAV detection systems[J]. Laser Technology, 2024, 48(1): 114-120.
张明淳,牛春晖,刘力双,等. 用于无人机探测系统的红外小目标检测算法[J]. 激光技术,2024,48(1):114-120.

[8] RAHMAN M M, MUNIR M, MARCULESCU R. EMCAD: efficient multi-scale convolutional attention decoding for medical image segmentation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 11769-11779.

[9] NI M Q, CHEN K Y. YOLO-IRLight: a lightweight UAV infrared small target detection algorithm based on YOLOv8 [J]. Modern Information Technology, 2025, 9(8): 46-53, 60.
倪梦琪,陈凯源. YOLO-IRLight:基于YOLOv8的轻量级无人机红外小目标检测算法[J]. 现代信息科技,2025,9(8):46-53,60.

[10] WANG G, CHEN Y, AN P, et al. UAV-YOLOv8: a small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7190.

[11] HONG Y, JIANG M X, FENG G L, et al. Lightweight infrared target detection algorithm based on FLH-YOLOv8[J]. Journal of Sensing Tech-

- nology, 2025, 38(4): 658–667.
- 洪远, 姜明新, 冯国露, 等. 基于 FLH-YOLOv8 的轻量级红外目标检测算法[J]. 传感技术学报, 2025, 38(4): 658–667.
- [12] ZHANG M. An improved YOLOv8s method for UAV aerial target detection[J]. Telecommunications Technology, 2026, 66(5): 737–746.
- 张敏. 一种改进 YOLOv8s 的无人机航拍目标检测方法[J]. 电讯技术, 2026, 66(5): 737–746.
- [13] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759–8768.
- [14] ZHANG S, CHI C, YAO Y, et al. Bridging the gap between anchor-based and anchor-free detection via adaptive training sample selection[C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9759–9768.
- [15] TIAN Z, SHEN C, CHEN H, et al. FCOS: a simple and strong anchor-free object detector[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(4): 1922–1933.
- [16] LI X, LV C, WANG W, et al. Generalized focal loss: towards efficient representation learning for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(3): 3139–3153.
- [17] QIU H, ZHONG X Y, HUANG L H, et al. An improved YOLOv5n detection algorithm for aerial photography of small targets[J]. Optoelectronics and Control, 2023, 30(10): 95–101.
- 邱昊, 钟小勇, 黄林辉, 等. 面向航拍小目标的改进 YOLOv5n 检测算法[J]. 电光与控制, 2023, 30(10): 95–101.
- [18] TERVEN J, CORDOVA-ESPARZA D M, ROMERO-GONZÁLEZ J A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(4): 1680–1716.
- [19] ZHU L Z, WEI H. Unmanned aerial vehicle small target detection algorithm based on YOLOv8n[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(10): 467–477.
- 朱立志, 韦慧. 基于 YOLOv8n 的无人机小目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(10): 467–477.
- [20] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 37: 107984–108011.
- [21] HE Z X, CHEN L L, WANG X, et al. DMF-YOLOv11: an improved YOLOv11n-based object detection algorithm for UAV aerial images[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(14): 88–100.
- 贺智轩, 陈里里, 王翔, 等. DMF-YOLOv11: 基于改进 YOLOv11n 的无人机航拍图像目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(14): 88–100.
- [22] LIU G C, WANG H G, REN G Q, et al. A survey on monocular vision object detection based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2026, 62(1): 1–19.
- 刘桂超, 王怀光, 任国全, 等. 基于深度学习的单目视觉目标检测综述[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(1): 1–19.
- [23] WANG K, WANG X L, LIU X Z, et al. Small object detection algorithm based on improved RT-DETR[J]. Modern Electronic Technology, 2025, 48(13): 50–56.
- 王康, 王小林, 刘心智, 等. 基于改进 RT-DETR 的小目标检测算法[J]. 现代电子技术, 2025, 48(13): 50–56.

(责任编辑: 黄健)